

电厂水汽循环系统模糊神经网络故障诊断

张小松, 陈文楷

(北京工业大学 电子信息与控制工程学院, 北京 100022)

摘要: 电厂水汽循环系统是一个由多环节组成的复杂的大型工业生产过程, 由于它的参数存在较大的不确定性和模糊性, 使得对它的生产过程进行故障诊断十分困难. 通过分析这个系统特点, 提出了一种智能诊断方法——模糊神经网络对它进行故障诊断, 从而解决了参数存在模糊性和不确定性的难题, 提高了诊断的可靠性.

关键词: 故障诊断; 模糊神经网络; 水汽循环系统

中图分类号: TP277

文献标识码: A

Diagnostic method of power plant water vapor cycle system based on fuzzy neural networks

ZHANG Xiao-song, CHEN Wen-kai

(Electronic Information & Control Engineering College, Beijing Polytechnic University, Beijing 100022, China)

Abstract: In the power plant, it is difficult to diagnose the water-vapor cycle system because of the indeterminacy and fuzziness of the parameters. Based on the analysis of the characteristics of the system, an intelligent diagnostic method is developed - using the artificial fuzzy neural networks. The experiment shows that the method can solve the problem of the indeterminacy and fuzziness of the parameters, and improve the reliability of diagnosis.

Key words: fault diagnosis; fuzzy neural networks; the water vapor cycle system

1 引言(Introduction)

在工程技术领域, 故障诊断技术一直以来对于保证设备正常运转和生产顺利进行起着重要作用. 对于故障诊断技术的研究和应用, 不仅具有理论价值, 而且还有着十分明显的和直接的经济效益. 今天随着科学技术的不断发展, 工业生产中的设备日趋大型化、复杂化、高速化、自动化. 这些设备上的技术进步, 一方面使生产的速度、效率、容量、强度得到大幅度提高, 但另一方面随之而来的由于系统停机和故障造成的损失也同步增长. 这种制约关系对于故障诊断和预测技术提出了更高的要求, 传统的诊断方法已不能满足这种要求了. 在这种趋势下, 伴随着计算机技术、人工智能技术的进步, 诊断技术进入了智能化阶段.

电厂水汽循环系统就是这样一个由几个环节组成的复杂系统. 由于它是一个循环系统, 任何部分设备发生故障所造成的汽水质量变化都会对其它部分产生影响. 所以说此系统中各部分的参数之间存在着很强的相互作用, 这是进行故障诊断的主要难点

之一. 另外, 系统的参数还存在着很大的模糊性, 每个参数很难找到一个清晰的和固定的评价标准, 这是因为, 在这种大型的生产过程和庞大的设备中, 环境因素对于参数有很大影响, 再加上参数随时间也会发生变化, 要想通过建立传统数学模型来描述参数与故障之间的关系几乎是不可能的. 所以, 本文将用一种智能诊断方法——模糊神经网络来对这个系统进行故障诊断.

2 用于故障诊断的模糊神经网络(The fuzzy neural networks for diagnosis)

在电厂水汽循环系统的故障诊断中, 诊断不是基于各种因素间的定量的数学分析, 而是大量使用经验知识、因果知识, 因而具有各种不确定性和模糊性. 对于这样的系统, 一直都是依靠技术人员凭借经验来进行的, 而模糊逻辑理论和神经网络技术在知识表示、知识存储、提高推理速度等方面有着很强的能力. 模糊逻辑和神经网络分别是模仿人脑的部分功能, 但各有偏重: 模糊逻辑主要模仿人脑的逻辑思维, 具有较强的结构性知识表达能力; 神经元网络模

仿人脑神经元的功能,具有强大的自学习能力和数据直接处理能力.模糊神经网络将以上两者结合起来,优势互补,一方面可以用语言描述的规则构造网络,使网络的权值具有明显的意义;另一方面引入学习机制,学习的结果改善原先的规则,提高了知识表示的精度.基于模糊神经网络的推理是解决诊断中的不确定性、尤其是模糊性问题的有发展前途的技术.

2.1 模糊规则(The fuzzy rule)

用于故障诊断的模糊规则是模糊神经网络中的重要部分,模糊规则的完善程度决定了整个神经网络的性能.在模糊规则的生成过程中,主要依靠电厂的技术人员提供的诊断经验,再结合对整个生产过程的了解,来总结主要故障的诊断规则.

在这里,模糊规则中的语言变量值均为定义在论域(0,1)上的集合{不高,高}(对于pH值为{低,高}).实际上所有参数的输入值并不在(0,1)区间内,所以首先需要确定输入上限和下限,然后将输入值归一化处理成(0,1)区间上的值.

2.2 模糊神经网络的结构(The structure of fuzzy neural networks)

网络结构分为四层^[1~4](见图1).

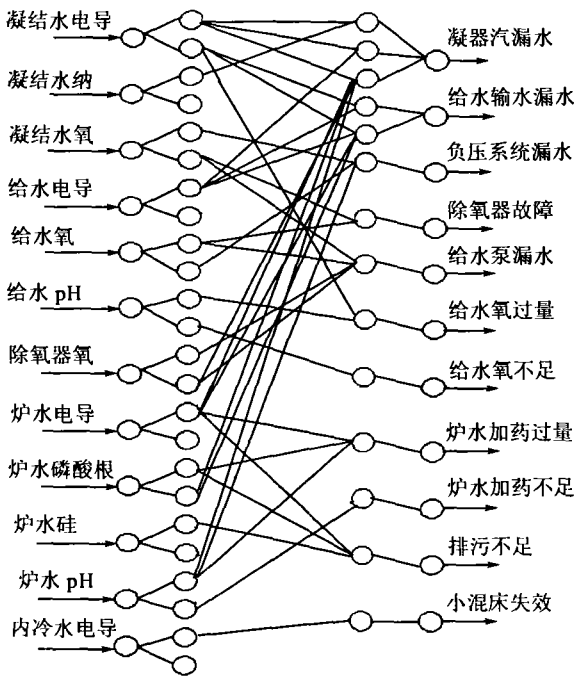


图 1 模糊神经网络结构
Fig. 1 The structure of fuzzy neural networks

1) 第一层为输入层.该层共有 12 个节点,它们为系统检测到的用于诊断的主要参数,该层各节点直接与输入量连接,将检测到的参数实时数据输入到诊断网络.由于模糊规则中语言变量的值定义在

论域[0,1]上,而实际参数输入值并不在[0,1]上,所以本层也将完成归一化处理过程.

$$net_j^1 = x_i^1, j = i = 1, 2, 3, \dots, 12,$$
$$y_j^1 = \begin{cases} net_j^1 - min_j / max_j - min_j, & min_j < net_j^1 < max_j, \\ 1, & net_j^1 > max_j, \\ 0, & net_j^1 < min_j. \end{cases}$$
(1)

max_j 为第 j 个输入的归一化上限,值见表 1; min_j 为第 j 个输入的归一化下限,值见表 1. 该层所有连接权值均为 1. 在公式中, x_i^k 表示第 k 层的第 i 个输入, net_j^k 表示第 k 层第 j 个节点的净输入, y_j^k 表示第 k 层的第 j 个节点的输出.

2) 第二层为模糊化层.该层共有 24 个节点,每个节点对应一个语言变量的取值.它的作用是计算输入属于每个语言变量的隶属度值.计算采用高斯函数^[5]

$$net_j^2 = - \frac{(x_i - m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2},$$
$$y_j^2 = \exp(net_j^2).$$
(2)

m_{ij} 为隶属度函数的中心;当该神经元表示语言变量{高}时 $m_{ij} = 1$,当该神经元表示语言变量{低}时 $m_{ij} = 0$; $\sigma_{ij} = 0.5$ 为每个集合的宽度(见图 2).该层所有连接权值均为 1.

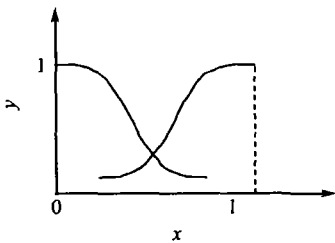


图 2 隶属度函数
Fig. 2 The membership function

3) 第三层为规则层.该层有 14 个节点即为模糊规则的条数.他们的作用是完成模糊规则前提条件的匹配,各节点实现“模糊逻辑与”运算.

$$net_j^3 = x_1^3 \cdot x_2^3 \cdot \dots \cdot x_n^3,$$
$$y_j^3 = net_j^3.$$
(3)

其中, n 为每条规则的输入条件个数, y_j^3 表示第 j 条规则的激活程度.该层所有权值均为 1.

4) 第四层为输出层.该层共有 11 个节点即为故障类型的个数.每个节点不但要完成模糊规则结论部分的匹配,还要解模糊化输出每种故障的具体概率.

$$\begin{cases} \text{net}_j^4 = \sum_{i=1}^M \omega_i x_i, \\ y_j^4 = \begin{cases} \text{net}_j^4, & \text{net}_j^4 < 1, \\ 1, & \text{net}_j^4 \geq 1. \end{cases} \end{cases} \quad (4)$$

其中, y_j^4 表示故障发生的概率, ω_i 为该层的权值, 表示每条规则的相对权重, 它的初值可以设为 1, 然后由学习进行调整。

上述网络, 通过输入检测到的实时参数值, 经过计算推理, 输出每种故障的可能概率从而实现电厂水汽循环系统的实时故障诊断和预测。技术人员通过输出的故障概率来决定是否对设备进行维护和检修。例如, 当某一故障概率超过 60% 时就应引起注意, 概率继续增加超过 80% 后, 技术人员就应采取措施检修仪表或设备。

2.3 学习算法(The leaning algorithm)

模糊神经网络一个十分重要的优点就是它的学习能力, 网络通过学习给定数据来调整内部的权值, 从而提高了对环境的适应能力, 本文采用反向传播(BP)算法。BP 算法是一种常用的学习算法且应用简单, 但是它存在一些缺点, 如易陷入局部极值、收敛速度慢。采用模糊神经网络能有效克服这些缺陷, 使学习过程变得简单和快速。这是因为, 模糊神经网络以成熟的模糊规则为基础, 而不是以任意初值开始学习, 减少了学习的时间和次数, 并且不会出现局部极值问题, 所以一般只需一些微小调整就可达到满意的结果。

本文采用 BP 算法^[6], 仅调整第三层和第四层的连接权, 目的是改善规则间的相对重要性, 使重要的规则权得以加强^[6]。

定义指标函数为

$$E = \frac{1}{2} (d_j - y_j^4)^2 = \frac{1}{2} e_j^2. \quad (5)$$

其中, d_j 为输出期望值, e_j 为每个输出的误差。

第四层的误差为

$$\delta_j^4 = \frac{-\partial E}{\partial \text{net}_j^4} = e_j. \quad (6)$$

第三层和第四层之间的连接权的修正按下式进行

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \cdot \delta_j^4 \cdot \alpha_i(t). \quad (7)$$

其中, $\alpha_i(t)$ 为第三层的输出, 即当规则被激活时, 相应的连接权才得到修正, 从而使每次修正的权减少加快了学习速度; η 为学习率, 它的选择决定了学习的速度, η 太小学习速度很慢, 太大容易出现不稳定。在本系统中, 学习的过程只作微小的调整, 所以可以选择较小值, 这样可使系统稳定, 而速度不会很

慢。经过实验, $\eta = 0.6$ 即可。

在电厂水汽循环系统中, 由于系统的复杂性、模糊性, 诊断规则很难做到十分完善, 并且由于参数随环境和时间也会发生变化, 这些都会降低诊断网络的性能。因此, 技术人员经常视具体情况来调整网络, 可以使网络性能得到很大程度的加强。

3 诊断示例(The example of diagnosis)

下面就根据电厂技术人员提供的模糊规则进行一个故障的诊断实验。以凝汽器漏水这个故障的诊断为例, 诊断规则如下, 参数输入范围见表 1, 诊断结果见表 2。

电厂水汽循环系统故障诊断的模糊规则

a) 凝汽器泄漏。

If 凝结水电导率高 and 凝结水钠高 then 凝汽器可能泄漏;

If 凝结水电导率高 and 给水电导率高 then 凝汽器泄漏;

If 凝结水电导率高 and 炉水电导率高 and 磷酸根不高 and 炉水 pH 值高 then 凝汽器泄漏。

b) 给水输水系统漏水。

If 凝结水电导率不高 and 给水电导率高 then 给水输水系统漏水;

If 凝结水电导率不高 and 给水电导率高 and 炉水电导率高 and 磷酸根不高 and 炉水 pH 值高 then 给水输水系统漏水。

c) 漏气。

If 凝结水氧高 and 除氧器氧不高 and 给水氧不高 then 负压系统漏气(或采样系统有问题)

If 除氧器氧高 and 给水氧高 then 除氧器不正常;

If 除氧器氧不高 and 给水氧高 then 给水泵漏气(或采样有问题)。

d) 给水加氨。

If 给水 pH 值高 and 凝结水电导率不高 then 给水加氨过量;

If 给水 pH 值低 then 给水加氨不足

e) 炉水加药。

If 炉水电导率高 and 磷酸根高 and 炉水 pH 值高 then 炉水加药过量

If 炉水 pH 低 then 炉水加药不足

f) 其他。

If 炉水电导率高 and 炉水硅高 and 磷酸根不高 then 排污不足;

If 内冷水电导率高 then 小混床失效。

表 1 神经网络输入参数和上下限值

Table 1 The input parameters of neural network and its limits

检测 部位	凝 结 水			给 水		
	电导 $\mu\text{S/cm}$	钠 $\mu\text{S/cm}$	氧 $\mu\text{g/l}$	电导 $\mu\text{S/cm}$	pH	氧 $\mu\text{g/l}$
上限	0.3	10	7	0.3	9.3	7
下限	0.21	7	5	0.21	8.8	5

检测 部位	除氧器 氧 $\mu\text{g/l}$	电导 $\mu\text{S/cm}$	炉 水 磷酸根 mg/l	硅 mg/l	pH	内冷水 电导 $\mu\text{S/cm}$
上限	7	20	3	2.0	10	5.0
下限	5	14	2	1.4	9	3.5

表 2 诊断实例数据

Table 2 The example of diagnosis

	凝 结 水		给 水		炉 水		输出 结果
	电导	钠	电导	电导	磷酸根	pH	
第一组 数据	0.21	7.00	0.21	14.00	2.00	9.50	0.048
	0.28	9.00	0.22	14.00	2.00	9.50	0.445
	0.29	9.50	0.23	14.00	2.00	9.50	0.644
	0.30	10.00	0.24	14.00	2.00	9.50	0.787
	0.30	10.00	0.25	14.00	2.00	9.50	0.909
	0.30	10.00	0.30	14.00	2.00	9.50	1.000
	0.30	10.00	0.30	20.00	2.00	10.00	1.000
第二组 数据	0.30	7.00	0.28	14.00	2.00	9.50	0.850
	0.30	7.00	0.29	14.00	2.00	9.50	0.981
	0.30	7.00	0.21	18.00	2.00	9.80	0.670
	0.30	7.00	0.21	19.00	2.00	9.90	0.924
	0.30	7.00	0.21	20.00	2.00	10.00	1.000

在上表中,第一组数据是当凝汽器漏水后,各参数随时间变化情况,输出结果表示此故障发生概率.

从概率的趋势可以看出,系统对于故障具有一定的诊断和预测能力.

第二组数据表示,当系统故障出现后,即使钠或给水电导测量出现问题,网络也能进行正确诊断.这是因为,对于这一故障存在多条模糊规则,规则的冗余使网络具有一定的容错性.由诊断实例的结果可以看出,对于电厂水汽循环系统,模糊神经网络故障诊断是一种有效的诊断方法,它克服了大型工业生产过程存在的难题;同时作为一种诊断策略,它具有很大推广价值.

参考文献(References):

[1] WU jinpei, XIAO Jianhua. *Intelligent Diagnosis and Expert System* [M]. Beijing: Science Press, 1997.

[2] WANG Shitong. *Neural Fuzzy System and its Application* [M]. Beijing: Peking University of Aeronautics and Astronautics Press, 1998.

[3] DAI Kui. *Neural Network Application Technique* [M]. Changsha: National University of Defence Technology Press, 1998.

[4] FANG Min, CHEN Yanxiang. A mechanical fault diagnostic method based on fuzzy neural network [J]. *Control Theory & Applications*, 1998, 15(3): 460-465.

[5] ZHANG Nairao, YAN Pingfan. *Neural Network and Fuzzy Control* [M]. Beijing: TsingHua University Press, 1998.

[6] PANDYA A S, MACY R B (USA). Chen Yong, Jing Tao translated. *Pattern Recognition of Neural Network and Its Application* [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 1999.

作者简介:

张小松 (1977 —),男,在读硕士研究生.主要研究方向为智能信息处理技术及应用. Email: xiaosong-chang@163.com;

陈文楷 (1946 —),男,北京工业大学电子信息与控制工程学院教授.主要从事复杂系统智能控制,智能自动化及模式识别的教学和研究工作.发表论文 60 余篇. Email: wen_kai_chen@hotmail.com